

신경망을 이용한 유연디스크 디버링가공 아크형상구간 인자예측에 관한 연구

유승민*

(논문접수일 2009. 11. 09, 심사완료일 2009. 11. 24)

A Study on the Flexible Disk Deburring Process Arc Zone Parameter Prediction Using Neural Network

Song Min Yoo*

Abstract

Disk grinding was often applied to deburring process in order to enhance the final product quality. Inherent chamfering capability of the flexible disk grinding process in the early stage was analyzed with respect to various process parameters including workpiece length, wheel speed, depth of cut and feed. Initial chamfered edge defined as arc zone was characterized with local radius of curvature. Averaged radius and arc zone ratio was well evaluated using neural network system. Additional neural network analysis adding workpiece length showed enhance performance in predicting arc zone ratio and curvature radius with reduced error rate. A process condition design parameter was estimated using remaining input and output parameters with the prediction error rate lower than 2.0% depending on the relevant input parameter combination and neural network structure composition.

Key Words : Flexible disk grinding(유연성디스크연삭가공), Deburring(디버링가공), Arc zone(아크형상구간) Neural network (신경망)

1. 서론

금형산업의 발달에 따라 정밀가공기술의 중요성이 점차로 증대되고 있으며, 특히 제품의 품질을 극대화시키기 위한 디버링(Deburring) 또는 챔퍼링(Chamfering)이 적용되는 마무리 다듬질가공의 중요성이 강조되고 있다. 다듬질가공은

최종제품의 유형 및 특성에 따라 다양하게 정의되고, 적용되는 공구 및 방법의 정형화 및 규격화가 이루어지기 어려우며 숙련된 작업자의 노하우에 따라 최종작업결과가 결정되는 경우가 많다. 최근에 LCD산업의 발전에 따른 금형의 정밀화 및 대형화를 추구하는 기술발전의 성향에 따라 마무리가공에 필요한 기술확보가 시급한 실정이다. 이러한 문제를 해

* 경희대학교 공과대학 기계공학과 (smyoo@khu.ac.kr)
주소: 449-701 경기도 용인시 기흥구 서천동 1

결하는 방안에 하나로 사용되는 공구관련 기술발전의 필요성이 거론되고 있으며, 특히 마무리가공 공구와 관련된 가공공정의 올바른 이해를 위한 정확한 해석기술이 요구되고 있다. 마무리 가공용 디버링가공공정에 대한 연구사례로 드릴링을 이용한 구멍가공, 전해가공, 바렐 및 자기연마법 등이 있다⁽¹⁻³⁾. 비자성체인 마그네슘합금의 구멍가공시 생성되는 버를 제거하기 위하여 자성입자와 연마입자의 자성상태에서의 구속관계로 구축된 사슬구조 브러시가 사용되었으며, 가공효과의 극대화를 위하여 제품의 제원을 변화시키지 않고 표면거칠기를 유지하며 최대의 디버링효과를 거두는 가공공정을 설계하였다. 디버링공정의 효과를 검증하기 위한 측정방법으로 대체적으로 화상처리법이 사용되었다. 레이저를 이용한 결과와 화상처리를 비교한 결과, 기구학적인 제약과 함께 보정을 요하는 레이저보다는 화상처리방법이 더 간결한 것으로 나타났다⁽⁴⁾.

디버링을 위한 공구로 한국산업표준규격 KS L 6498에 표시된 연마디스크가 산업전분야 중 자동차, 조선 및 철강산업분야에서 다양하게 공정 중 중간다듬질 및 최종단계에서 미세부부분정 및 제거를 위한 마무리 가공에 응용되고 있다. 디버링공정은 일반 연삭가공을 대상으로 개발된 연삭가공모델과⁽⁵⁻⁷⁾ 달리 공구 특성상 해석적인 모델개발이 어려운 분야로 인식되고 있으나, 디스크연삭공정 분야에서는 예외로 초기에 MIT 및 CSDL(Charles Stark Draper Laboratory)에서 가공용 로봇에 장착된 연마기에 대하여 가공공정 해석을 위하여 디스크와 연결축의 동역학적인 거동을 단순화한 모델이 개발되었다⁽⁸⁾. 강성의 연삭숫돌형 디스크에 대한 초기모델은 유연한 디스크형 연마공정 적용에 한계가 있어 디스크와 회전축의 연결점 이외에 디스크 중간부분에서 추가적인 변형점을 정의한 모델이 제기되었으며, 실가공물과 비교 분석한 결과 가공물의 가공형상을 비교적 잘 예측하는 것으로 나타났다⁽⁹⁾. 단계별 특징구간을 도입한 모델을 이용하여 공정중에 비평면 구간을 최대한 확보하는 개선효과가 이루어졌다⁽¹⁰⁾. 평면구간길이와 공작물길이의 비율, 최저절입값과 절삭깊이비 등 무차원변수가 절삭속도, 절삭길이 및 이송속도 등의 가공조건과 연계되어 분석되었다⁽¹¹⁾. 비선형적인 관계로 모델의 유추 및 분석이 어려운 경우에 효과적으로 적용되는 신경망시스템은 가공공정분석을 위하여 칩플레이커의 성능평가, 드릴공정의 마모분석 및 연삭공정의 인자분석 및 예측에 효과적으로 적용되었다⁽¹²⁻¹⁴⁾. 드릴공구의 마모에는 AE 및 진동신호가 효과적으로 마모량의 예측에 적용될 수 있는 것으로 나타났다.

본 연구에서는 유연디스크의 가공특성을 이용하여 일부

구간에 디버링 가공효과 적용을 위한 특징인자들을 정의하고 이들 인자와 가공조건간의 관계를 분석한다. 이를 토대로 가공조건에 따른 가공결과를 예측할 수 있는 신경망시스템을 개발하고, 최종적으로 역설계의 개념을 도입하여 설정된 가공물의 품질을 달성할 수 있는 일부 가공조건을 신경망시스템을 이용하여 추정하며 그 타당성을 입증하고자 한다.

2. 이론적 배경

2.1 모델링

디버링과 같이 공작물의 절삭폭이 작은 경우에 적용이 가능한 2차원 모델은 공구와 공작물간에 기하학적 및 동역학적인 관계에 따라 개발되었다. 핵심변수인 디스크 경사각의 변화율과 여러 공정인자간의 관계로 정의되는 비선형적인 모델은 다음과 같다(Fig. 1)⁽⁹⁾.

$$\dot{\alpha} = -\frac{v_{fx} \sin \alpha}{R_{sm}} + \frac{1}{area R_{sm}} [k_1 \omega \mu K_s (\alpha_0 - \alpha) \frac{R_s}{R_{sm}} - k_2] \quad (1)$$

상기 식에서 접촉길이와 공작물폭으로 정의되는 *area* 는 $A \times b$ 이며 R_{sm} 과 같이 가공 단계에 따라 달라지는 기하학적인 인자에 의하여 정의된다. 공정의 주요변수들은 공작물의 이송속도(v_{fx}), 초기절삭깊이(doc_0) 및 절삭속도(w)이며 이외에 디스크 각속도($\dot{\alpha}$), 디스크의 변형속도(v_n) 및 절입깊이(doc)가 정의된다.

식 (1)과 기하학적인 관계에 의하면 가공단계는 세가지의

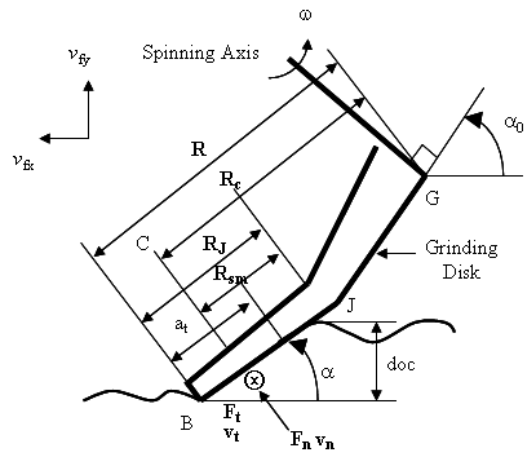


Fig. 1 Process schematics⁽⁹⁾

특징구간으로 분리된다. 디스크와 공작물의 위치관계에 따라 공작물에 가공형상이 형성되지 않는 초기단계와 가공작업이 진행되어 가공물형상이 형성되는 중기단계 및 가공작업 종료단계인 말기단계이다⁽⁹⁾.

중기단계에서는 가공물의 가공형상이 만들어지며 형상초기에 곡면구간(Arc zone)과 이후에 안정적인 평면구간(Flat zone)으로 구분할 수 있다(Fig. 2). 평면구간이전에 곡면구간은 디스크끝단이 공작물표면에 가공물형상의 형성하기 시작하며 이동하므로 디스크와 공작물간에 상호작용에 의하여 디스크가 변형되어 공구끝단의 궤적이 곡면을 형성하며 가공물의 형상을 완성시킨 결과이다(Fig. 2에서 P1과 P2사이). 따라서 이러한 현상을 조절하면 가공물 초기부분에 일정한 곡률을 형성할 수 있어 첨예한 모서리를 제거하는 디버링의 효과를 거둘 수 있다.

평면가공구간의 정의와 관련하여 곡면구간을 정의할 수 있는데, Fig. 2에서 특징점들이 다음과 같이 정의되며 P_i 는 특징점을 나타내고, P_{ix} 와 P_{iy} 는 특징점의 좌표별 위치를 나타낸다⁽¹⁴⁾.

- $P1(P1x, P1y)$: 가공면 시작점 (중기단계 시작점)
- $P2(P2x, P2y)$: 평면구간 진입지점
- $P3(P3x, P3y)$: 평면구간 종료지점 (중기단계 종료점)
- $P4(P4x, P4y)$: 작업종료점

곡면구간의 특징을 분석하기 위하여 곡면구간의 비, R_{uz} 와 곡률반경, R_{cv} 를 사용하며 곡면구간비는 다음과 같은 무차원 변수로 정의한다.

$$R_{uz} \approx (P2x - P1x) / L \tag{2}$$

단 L 은 공작물의 길이이다. 곡률반경은 구간내 1차미분과 2차미분값에 의하여 다음과 같이 정의된다.

$$R_{cv} = \frac{[1 + (\frac{dy}{dx})^2]^{\frac{3}{2}}}{|\frac{d^2y}{dx^2}|} \tag{3}$$

2.2 신경망

본 연구에 적용하는 인공지능 신경망은 다층구조를 사용하며 전달함수로 미분특성이 신경망 적용에 용이한 시그모이드(Sigmoid)함수를 사용한다. 시험자료를 통하여 학습을 진행하는 감독학습법을 적용하며 신경망이 예측하는 결과의 오류를 수정하여 내부구조를 완성시키기에 효율적인 오류역전파알고리즘(Backpropagation algorithm)을 적용시킨다⁽¹⁵⁾. 자료의 처리 및 검증을 위하여 Matlab사의 신경망(Neural network) 모듈을 사용하였다.

3. 결과 및 고찰

3.1 가공특성

유연디스크 디버링 모델의 특성을 분석하기 위하여 가공조건 중 이송속도, 절삭깊이, 절삭속도 및 공작물의 길이를 적용하여 분석하였다⁽¹⁴⁾. 특성분석에 사용된 가공인자와 범위, 조합수는 Table 1과 같다. 실시시험에 사용된 모든 가공시스템의 인자는 기존 연구결과를 참조하였다⁽⁹⁾.

가공조건에 따른 곡면구간의 특징을 분석하기 위하여 공작물길이변화에 대하여 곡면구간비 R_{uz} 및 평균곡률반경 ρ 의 성향을 분석하였다. 곡률이 일정하지 않은 구간의 곡률반경은 측정점에 따라 변화하게 되며 Fig. 2에서와 같은 성향의 가공형상에서 가공물의 형상이 곡면구간 초기에 비하여

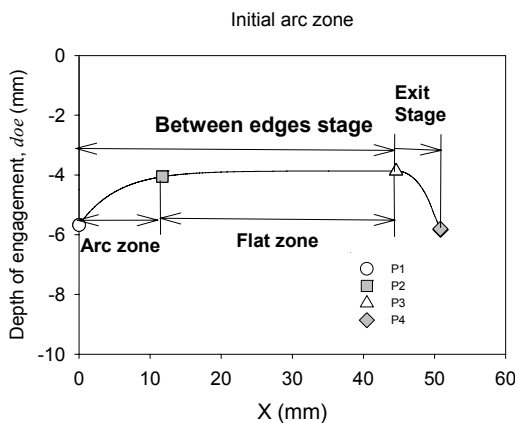


Fig. 2 Arc zone

Table 1 Process condition range

Parameter	w (rpm)	v_{fx} (mm/sec)	doc_0 (mm)	L (mm)	
Range	Min	1000.0	2.0	5.0	50.0
	Max	3000.0	6.0	15.0	100.0
Increment	200.0	1.0	1.0	10.0	
Variations	11	5	11	6	

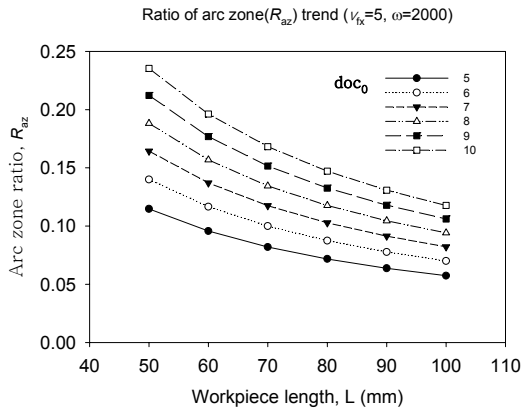


Fig. 3 R_{az} trend for various doc_0

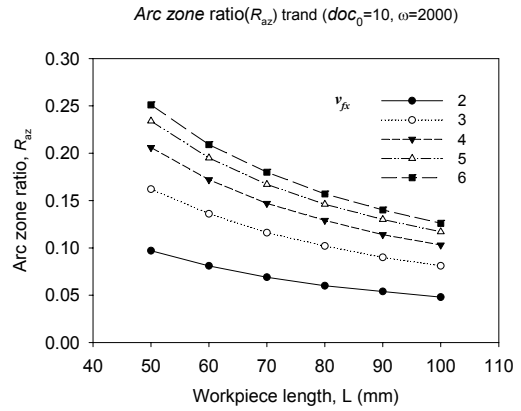


Fig. 5 R_{az} trend for various v_{fx}

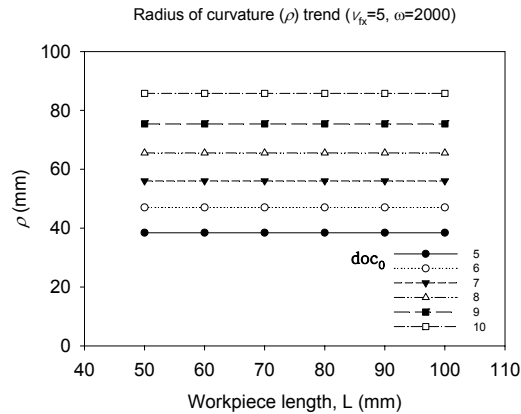


Fig. 4 ρ trend for various doc_0

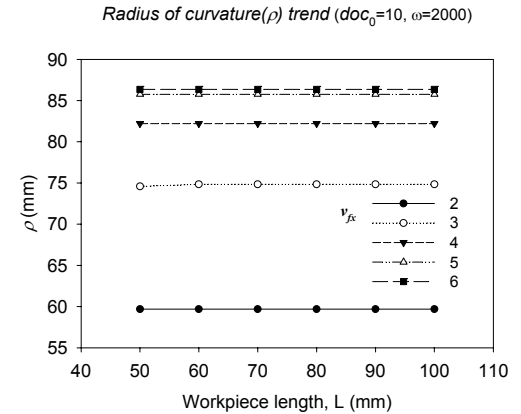


Fig. 6 ρ trend for various v_{fx}

가공이 진행됨에 따라 평면형상에 근접하여 곡률반경이 증가한다. 따라서 본 연구에서는 곡면구간 전체의 평균곡률반경을 특성분석에 적용시켰다.

곡면구간비 R_{az} 및 평균곡률반경 ρ 의 성향을 공작물길이 변화에 따른 3가지의 가공조건 각각의 변화에 대하여 분석하였다. 절삭깊이 증가에 따라 곡면구간비 및 평균곡률반경이 증가하였으며 절삭깊이가 일정할 경우 공작물길이 증가에 따라 곡면구간비는 감소하였으나 평균곡률반경은 일정하였다(Figs. 3, 4). 절삭깊이 변화에 따른 변화율은 모두 일정하였다.

이송속도 증가에 따른 곡면구간비 및 평균곡률반경은 증가하였으며 이송속도가 일정할 경우 공작물길이 증가에 따라 곡면구간비는 감소하였으나 평균곡률반경은 일정하였다(Figs. 5, 6). 이송속도증가에 따른 두 인자들의 증가속도는 점차 줄

어들어 평균곡률반경의 경우 이송속도가 5 및 6(mm/sec)인 경우 거의 유사하게 나타났다(Fig. 6).

절삭속도 증가에 따른 곡면구간비는 감소하였으나 평균곡률반경은 증가 후 감소하였다(Figs. 7, 8). 일정한 절삭속도에 대하여 공작물길이 증가함에 따라 곡면구간비는 감소하였으나 평균곡률반경은 일정하였다. 이송속도증가에 따라 곡면구간비의 증가속도는 점차 줄어드는 것으로 나타났다(Fig. 7). 절삭속도변화에 따른 평균곡률반경 값은 구간내에서 최대치를 갖는 것으로 나타나 증가 후 감소하는 것으로 나타났다(Fig. 9).

3.2 가공 특성 예측

곡면구간에 대한 공작물의 가공특성인 R_{az} 와 ρ 를 신경망을 통하여 예측한다. 가공조건에의 조합에 따른 신경망의 예측

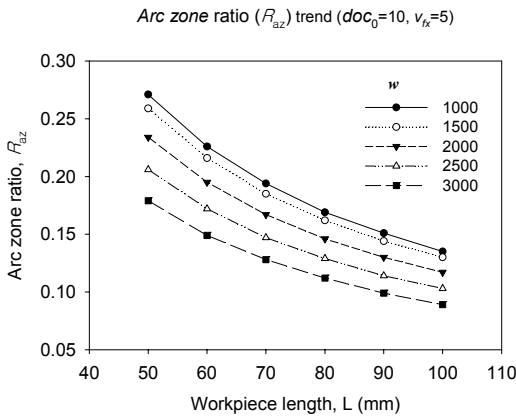


Fig. 7 R_{az} trend for various w

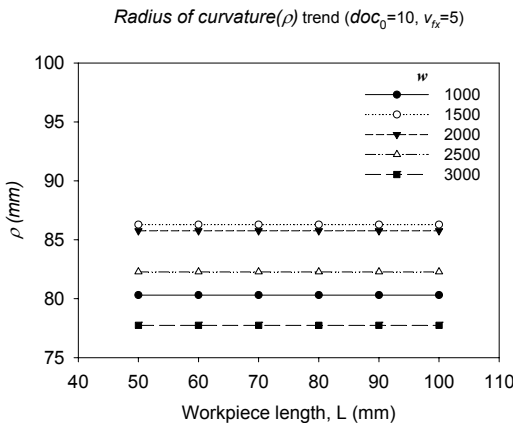


Fig. 8 ρ trend for various w

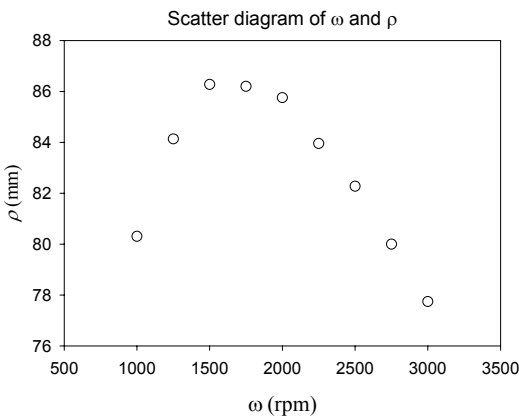


Fig. 9 ρ trend for various w

성능을 평가하기 위하여 두 가지의 가공조건 조합을 적용시킨다. 즉 신경망에 적용되는 입력인자로써 절삭속도, 이송속도 및 절삭깊이 3가지를 사용하는 경우와 이 3가지에 공작물의 길이를 추가하여 입력인자로 4가지를 사용하는 결과를 비교하였다.

3.2.1 3가지 입력인자에 대한 예측

입력인자 3개에 대한 출력인자인 곡면구간비 R_{az} 와 평균 곡률반경 ρ 를 각각 1가지 예측하는 경우와 2가지 모두 예측하는 경우로 구분하여 예측성능을 평가하였다. 신경망을 적용시키기 위한 가공인자의 조합은 Table 2와 같다⁽¹⁴⁾. 절삭속도 11가지, 이송속도 5가지 그리고 절삭깊이를 각각 6가지로 조합하여 총 330개의 자료를 생성하였으며 그 중 300개는 신경망 학습자료로 사용하고 30개는 학습이 완료된 신경망에 적용하여 결과를 예측하며 이를 토대로 신경망의 성능을 평가하기 위한 자료로 활용하였다. 자료는 신경망에 적용되기 이전에 특정자료가 특별하게 미치는 영향을 최소화시키기 위하여 정규화(Normalization)를 거쳐 활용하였다. 적용하는 신경망의 구조는 입력층, 은닉층 및 출력층의 3개층으로 구성된 단일층(Single layer)이며 각 층에 노드(Node)가 3, N 및 1의 경우로 $3 \times N \times 1$ 의 구조이다. 은닉층의 노드수를 10에서 20까지 변화시켜 신경망의 예측성능을 확인하였으며 이 결과로 나타나는 예측자료와 시험자료와의 평균예측오차율을 기록하였다(Table 3).

Table 3에서 곡면구간비에 대한 오차율이 최저 3.6% 최대 5.8%로 평균곡률반경에 대한 오차율인 최저 2.6% 최대 3.9% 보다 높게 나타났다. 중간은닉층의 노드수에 대한 예측률은 일부 노드수가 많은 경우에 예측오차율이 낮게 나타났으나 일반적인 성향을 아닌 것으로 나타났다. Fig 10은 곡면구간비 예측시 은닉층 노드수 20개에 대한 목표치와 예측치의 비교도이며 잘 예측되는 것을 알 수 있다.

곡면구간비 R_{az} 와 평균곡률반경 ρ 모두를 예측하는 경우

Table 2 Neural network condition

Parameter		w (rpm)	v_{fx} (mm/sec)	doc_0 (mm)
Range	Min	1000.0	2.0	5.0
	Max	3000.0	6.0	15.0
Increment		200.0	1.0	2.0
Variations		11	5	6

Table 3 Error rate in predicting either R_{az} or ρ

Hidden layer nodes	Prediction error rate (%)	
	R_{az}	ρ
10	4.3	3.6
11	4.9	3.9
12	4.6	3.9
13	4.9	2.6
14	5.1	2.8
15	5.5	3.6
16	5.8	3.6
17	4.0	3.0
18	4.7	3.5
19	4.5	3.2
20	3.6	3.5

Table 4 Error rate in predicting both R_{az} and ρ

Hidden layer nodes	Prediction error rate(%)
10	3.9
11	3.8
12	3.8
13	3.7
14	3.6
15	3.4
16	3.0
17	3.5
18	3.7
19	3.7
20	3.9

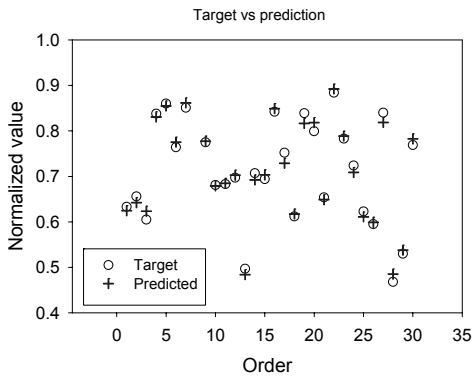


Fig. 10 Target vs prediction

에는 대한 신경망의 구조는 입력인자 3개, 은닉층 노드수 N 개 그리고 출력인자 2개이며 이때 구조는 $3 \times N \times 2$ 의 유형이다. 단일 출력을 예측할 경우와 같은 자료로 300개를 학습시킨 후 나머지 30개에 대한 예측율을 확인하였다. 은닉층 노드를 10에서 20개까지 변화시켰으며 이에 대한 시험자료의 목표값과 예측값 간에 평균예측오차를 나타내었다 (Table 4). 곡면구간비와 평균곡률반경 모두를 예측하는 경우에 대한 예측오차는 최저 3.0%에서 최대 3.9%로 나타났다.

3개의 입력인자에 대한 예측의 경우 곡면구간비의 예측오차가 상대적으로 평균곡률반경 또는 두가지 모두를 예측하는 경우보다 높은 것으로 나타났다(Fig. 11).

Prediction error rate comparison

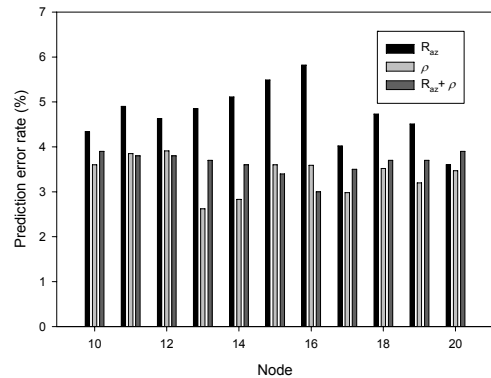


Fig. 11 Prediction error rate comparison

3.2.2 4가지 입력인자에 대한 예측

입력인자 3개에 추가인자인 공작물 길이 L 을 고려하는 경우에 신경망의 입력인자는 4개로서 곡면구간비 및 평균곡률반경을 예측한다. 신경망에 적용시키는 가공인자는 Table 5와 같다. 절삭속도, 이송속도, 절삭깊이 및 공작물길이를 각각 5, 3, 4 및 6가지로 조합하여 자료를 생성하였다. 생성된 총 360개의 자료 중 330개는 학습용 자료로 신경망 학습에 사용하였고 30개는 시험자료로 학습된 신경망을 사용하여 결과를 예측하기 위한 자료로 활용하였다. 곡면구간비 또는 평균곡률반경을 예측하는 경우 신경망의 구조는 입력, 은닉 및 출력노드가 각각 4, N , 1개로 $4 \times N \times 1$ 의 구조이며 은닉층 노드수 N 을 마찬가지로 10에서 20개까지 변화시켜 예

Table 5 Neural network process condition

Parameter		w (rpm)	v_{fx} (mm/sec)	doc_0 (mm)	L (mm)
Range	Min	1000.0	2.0	5.0	50.0
	Max	3000.0	6.0	8.0	100.0
Increment		500.0	2.0	1.0	10.0
Variations		5	3	4	6

Table 6 Error rate in predicting either R_{az} or ρ

Hidden layer nodes	Prediction error rate(%)	
	R_{az}	ρ
10	4.6	2.4
11	4.6	2.9
12	4.1	2.5
13	4.6	2.2
14	3.9	2.2
15	4.5	1.9
16	4.8	2.2
17	5.1	2.6
18	4.2	2.5
19	3.8	2.8
20	4.6	2.6

측율의 평균을 기록한 후 이에 따른 예측결과와 시험자료의 목표치와의 평균예측오차율을 기록하였다(Table 6).

Table 6과 같이 곡면구간비에 대한 오차율은 최저 3.8%에서 최대 5.1%이고 평균곡률반경 대한 오차율은 최저 1.9%에서 최대 2.8%로 낮게 나타났다.

곡면구간비 R_{az} 와 평균곡률반경 ρ 모두를 예측하는 경우에는 대한 신경망의 구조는 입력인자 4개, 은닉층 노드수 N 개 그리고 출력인자 2개이며 이때 구조는 $4 \times N \times 2$ 의 유형이다. 단일 출력을 예측할 경우와 같은 자료로 330개를 학습시킨 후 나머지 30개에 대한 예측율을 확인하였다. 은닉층 노드를 10에서 20개까지 변화시켰으며 이에 대한 시험자료의 목표값과 예측값 간에 평균예측오차율을 나타내었다(Table 7). 곡면구간비와 평균곡률반경 모두를 예측하는 경우에 대한 예측오차율은 최저 3.0%에서 최대 4.1%로 나타났다.

4개의 입력인자에 대한 예측의 경우 곡면구간비 예측오차율이 가장 높고, 평균곡률반경 예측의 오차율이 가장 낮았으

Table 7 Error rate in predicting both R_{az} and ρ

Hidden layer nodes	Prediction error rate(%)
10	3.9
11	4.1
12	3.9
13	3.9
14	3.0
15	3.3
16	3.5
17	4.0
18	3.3
19	3.7
20	3.1

Prediction error rate comparison (with 4 inputs)

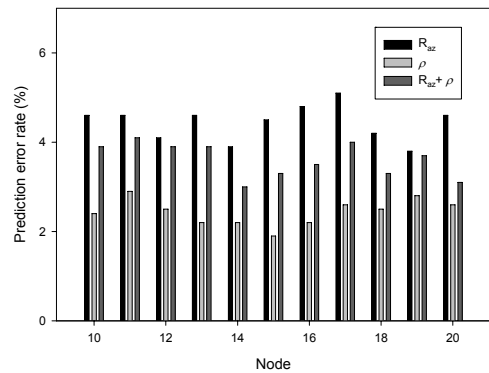


Fig. 12 Prediction error rate comparison

R_{az} prediction rate comparison

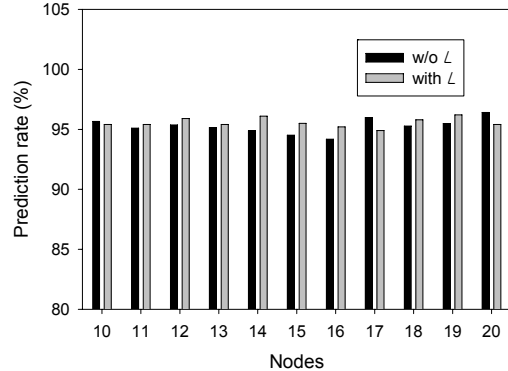


Fig. 13 R_{az} prediction rate comparison

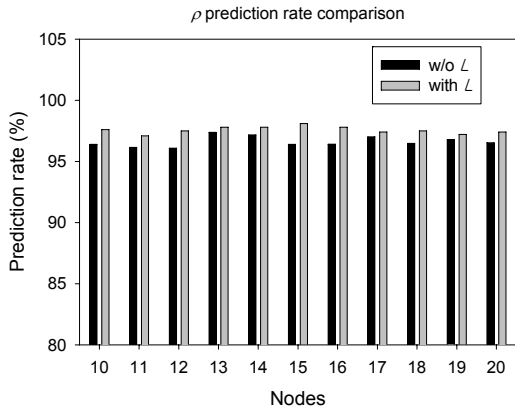


Fig. 14 ρ prediction rate comparison

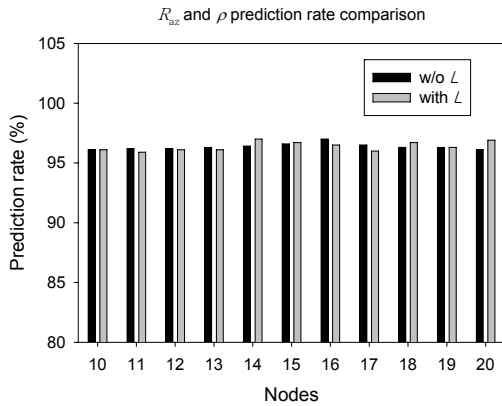


Fig. 15 R_{uz} and ρ prediction rate comparison

며 곡면구간비 및 평균곡률반경의 2가지 예측의 경우는 그 사이의 결과를 보이고 있다(Fig. 12).

공작물 길이 L 을 포함하여 신경망에 입력인자로 3개와 4개를 사용한 경우에 대하여 비교한 결과 입력인자로 4개를 사용하는 경우에 곡면구간비 또는 평균곡률반경 각각에 대한 예측율이 약간 우수한 것으로 나타났다(Figs. 13, 14). R_{uz} 및 ρ 두가지를 동시에 예측하는 경우에 대한 결과는 입력인자의 수와 무관하였다(Fig. 15).

3.2.3 가공조건 예측

시스템결과를 예측하는 일반적인 신경망시스템과 달리 입력과 출력자료로 구성된 데이터베이스(Database)를 재구성하여 예측하고자 하는 특정한 인자를 제외한 나머지 인자들을 입력인자로 설정할 수 있다. 이때 특정가공결과를 얻을 수

Table 8 Error rate comparison

Hidden layer nodes	Prediction error rate (%)			
	L	doc_0	w	v_{fx}
10	2.4	2.4	3.3	4.0
11	2.6	2.4	3.3	3.7
12	2.5	2.0	3.3	4.2
13	2.5	2.1	3.3	3.8
14	2.5	2.2	3.4	3.7
15	2.5	2.2	3.5	3.6
16	2.7	2.5	3.1	4.0
17	2.6	1.9	3.2	3.6
18	2.5	2.1	3.0	3.8
19	2.6	2.2	3.1	3.8
20	3.0	2.3	3.5	4.0

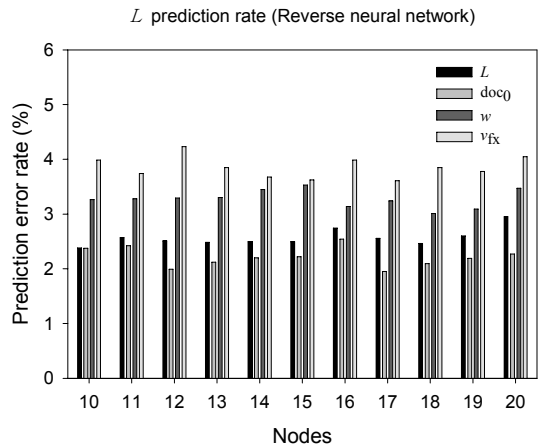


Fig. 16 Error rate comparison

있는 가공조건 예측이 가능하여 이결과를 토대로 가공계획 수립이 가능하다. 본 연구에서 제기된 4개의 입력인자(공작물 길이, 절삭깊이, 절삭속도, 이송속도)와 2개의 출력인자로 구성된 데이터베이스에서 곡면구간비 R_{uz} 와 평균곡률반경 ρ 의 2개의 출력인자를 포함한 5개의 인자를 신경망에 입력인자로 설정하고 나머지 1개를 출력인자로 설정하여 이를 예측한다. 이 신경망의 구조는 $5 \times N \times 1$ 로 나타낼 수 있다. 이러한 신경망을 학습시킨 후 시험자료를 사용하여 예측한 결과 예측율 평균오차율은 최소 1.9%에서 최대 4.2%로 나타나고 있으며 절삭깊이, 공작물길이, 절삭속도 그리고 이송속도의 순으로 예측

오차율이 낮은 것으로 나타났다(Table 8, Fig. 16).

4. 결론

본 연구에서는 디버링공정에 적용되는 유연디스크 연삭 가공시스템에 곡면구간부의 특성에 대한 분석 및 신경망시스템 적용결과를 통하여 다음과 같은 결론을 도출하였다.

- (1) 절삭깊이, 이송속도가 감소하거나 절삭속도가 증가하는 경우에 곡면구간비와 평균곡률반경이 감소하는 것으로 나타났다. 절삭속도에 따라 최대 평균곡률반경이 존재하므로 이를 반영하여 가공공정설계가 수행되어야 한다.
- (2) 곡면구간에 곡률반경은 가공이 진행되어 평면구간에 진입할수록 증가하므로 가공 시작부에 곡면구간내 위치별 상세한 곡률반경을 분석하여 디버링효과를 극대화시킬 수 있는 방안을 강구하여야 한다.
- (3) 신경망의 입력인자수와 관련하여 4가지를 사용하는 경우가 3가지보다 판단에 근거하는 정보량이 풍부하여 비교적 우수한 결과를 나타내고 있으며 특히 평균곡률반경만을 예측하는 경우는 4가지 모두를 입력인자로 사용한 경우가 다른 경우보다 우수하게 나타났다. 곡면구간비 및 평균곡률반경 모두를 동시에 예측하는 경우는 입력인자수가 크게 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다.
- (4) 입력인자 및 출력인자를 재조합하여 가공공정 설계에 적용시킨 결과 1개의 인자만을 예측하는 경우는 모두 우수한 결과를 보이고 있고 특히 절삭깊이를 예측하여 가공공정을 설계하는 경우에 최대 98.1%의 예측율을 보이고 있다.

본 연구결과를 토대로 2개 이상의 가공조건을 예측하는 경우 공정조건 설계에 응용이 가능하다. 가공공정설계시 평면구간과 연동하여 곡면구간을 계획함으로써 최대평면구간 및 최적의 디버링구간 확보하는 방안과 함께 신경망시스템을 적용하면 복합적인 가공조건선정에 효과적으로 적용시킬 수 있다.

참고 문헌

- (1) Lee, J. I., Kim, T. W., Park, Y. W., and Kwak J. S., 2008, "A Study on Deburring Process for Thin Magnesium Plate," *Proc. of KSMTE Fall Conf.*, pp. 302~306.
- (2) Shin, T. H., Baek, S. Y., and Lee, E. S., 2009, "The Evaluation of Electrochemical Deburring on Cellular Phone External Frame," *Proc. of KSMTE Spring*

Conf., pp. 135~140.

- (3) Park, D. S., Choi, Y. H., and Kang, D. K., 2003, "The Deburring of the Actuator Arm of HDD for PC," *Proc. of KSMTE Spring Conf.*, pp. 155~160.
- (4) Song, M. K., Baek, J. Y., Shin, K. S., and Yoo, S. M., 2001, "Quality Measurement of Deburring Product using Image Processing," *Proc. of KSMTE Spring Conf.*, pp. 119~124.
- (5) Lim, H. S., Ryu, B. H., Gong, J. H., and Kim, H. W., 2004, "Determination of Diamond Wheel Life in Ceramic Grinding," *Transaction of KSMTE*, Vol. 13, No. 1, pp. 16~21.
- (6) Chi, L. Z., Kwak, J. S., and Ha, M. K., 2004, "Geometric Error Prediction of Ground Surface by Using Grinding Force," *Transaction of KSMTE*, Vol. 13, No. 2, pp. 9~16.
- (7) Kwak, J. S., and Ha, M. K., 2004, "Effects of Traverse Speed on Dimensional Error in Abrasive Water-Jet," *Transaction of KSMTE*, Vol. 13, No. 3, pp. 1~7.
- (8) Kurfess, T. R., 1988, "Verification of Dynamic Grinding Model," *Trans. ASME, J. of Dynamic Sys and Control*, Vol. 110, No. 4, pp. 403~409.
- (9) Yoo, S. M., Choi, M. J., and Kim Y. J., 2000, "Model Development of Flexible Disk Grinding Process," *KSME international J.*, Vol. 14, No. 10, pp. 1114~1121.
- (10) Yoo, S. M., 1996, "A Study on the Flat Surface Generation Using Flexible Disk Grinding," *J. of the KSPE*, Vol. 13, No. 7, pp. 158~166.
- (11) Yoo, S. M., 2007, "A Study on the Flat Surface Zone of the Flexible Disk Grinding System," *Transaction of KSMTE*, Vol. 16, No. 6, pp. 125~132.
- (12) Kim, H. G. and Sim, J. H., 2007, "Performance Evaluation of Chip Breaker Utilizing Neural Network," *Transaction of KSMTE*, Vol. 16, No. 3, pp. 54~74.
- (13) Prasopchaichana, K. and Kwon, O.Y., 2008, "Sensor Fusion and Neural Network analysis for Drill-Wear Monitoring," *Transaction of KSMTE*, Vol. 17, No. 1, pp. 77~85.
- (14) Yoo, S. M., 2008, "A Study on the Flexible Disk Grinding Process Parameter Prediction Using Neural Network," *Transaction of KSMTE*, Vol. 17, No. 5, pp. 123~130.
- (15) Fausett, L., 1994, *Fundamentals of Neural Networks*, Prentice-Hall, Inc.